1Б

УДК 004.942

А.В. Бухановский, С.В. Иванов, Ю.И. Нечаев
Санкт-Петербургский государственный университет
информационных технологий, механики и оптики
Россия, 190008, г. Санкт-Петербург, ул. Лоцмановская, 3, *avb_mail@mail.ru*

Интерпретация данных нечеткого моделирования текущих ситуаций в интеллектуальной системе исследовательского проектирования

A.V. Boukhanovsky, S.V. Ivanov, Yu.I. Nechaev
St. Petersburg State University of Information Technologies, Mechanics and Optics
197101, Russia, Saint Petersburg, Kronverkskiy pr., 49

Data Interpretation for Fuzzy Modeling of Current Situations in Intelligence System of Design Study

А.В. Бухановський, С.В. Іванов, Ю.І. Нечаєв
Санкт-Петербурзький державний університет
інформаційних технологій, механіки й оптики
Росія, 19008, м. Санкт-Петербург, вул. Лоцманівська, 3

Інтерпретація даних нечіткого моделювання поточних ситуацій в інтелектуальній системі

Обсуждается состояние вопроса использования методов нечеткой логики при моделировании ситуаций в интеллектуальных системах и тренажерах. Отмечены особенности построения моделей в нечеткой среде. Приведены примеры реализации технологии нечеткого моделирования в бортовых системах и тренажерах обеспечения безопасности эксплуатации судов.
Ключевые слова: нечеткое моделирование, интеллектуальные системы, лингвистическая переменная, нечеткий алгоритм, когнитивное моделирование, когнитивные карты.

The condition of the problem of use of methods for fuzzy logic when modelling situations in intelligence systems and simulators is considered. Specific features of modelling in fuzzy environment are described. The examples of realization of technology of fuzzy modelling in onboard systems and simulators for security assurance ship operation are given.
Key words: fuzzy modeling, intelligent systems, linguistic variable, fuzzy algorithm, cognitive modeling, cognitive map.

Розглядається стан питання щодо використання методів нечіткої логіки під час моделювання ситуацій в інтелектуальних системах і тренажерах. Відмічаються особливості побудови моделей у нечіткому середовищі. Наведені приклади реалізації технології нечіткого моделювання в бортових системах і тренажерах гарантування безпеки експлуатації суден.
Ключові слова: нечітке моделювання, інтелектуальні системи, лінгвістична змінна, нечіткий алгоритм, когнітивне моделювання, когнітивні карти.

1 Теории нечетких систем в задачах исследовательского проектирования морских судов

При моделировании поведения сложных динамических систем многие параметры могут быть заданы нечетко при большой размерности системы и вариативности зна-

чений параметров. В таких условиях построить достоверную математическую модель чрезвычайно сложно из-за большой неопределенности взаимодействий элементов самой системы. Тем не менее, на качественном уровне возможно *нечеткое моделирование* таких систем с предсказанием тенденций их поведения в зависимости от изменения значений параметров [1-30]. Это дает возможность использовать нечеткое моделирование в задачах исследовательского проектирования при принятии решений и распознавании ситуаций, связанных с поведением системы в сложных условиях эксплуатации. Высокие требования к надежности принятия решений при функционировании интеллектуальных систем (ИС) исследовательского проектирования приводят к необходимости разработки новых подходов к организации системы обработки информации. Особенно важно это при возникновении сложных (нештатных и экстремальных) ситуаций в условиях неопределенности и неполноты исходной информации [3], [6], [16].

Цель данной статьи – рассмотреть приложение концепции нечетких систем при интерпретации текущих ситуаций в сложных динамических средах. Объектом исследования выбрана область практических приложений, связанная с контролем динамики судна на волнении.

Концептуальный базис нечеткой среды анализа и прогноза поведения судна на волнении основан на использовании парадигмы обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде [16] и достижений в области интеллектуальных технологий. Основные принципы преобразования информации в задачах нечеткого моделирования при функционировании интеллектуальных систем (ИС) в трудноформализуемых средах (рис. 1) сформулированы в работе [6] в рамках концепции мягких вычислений [30].

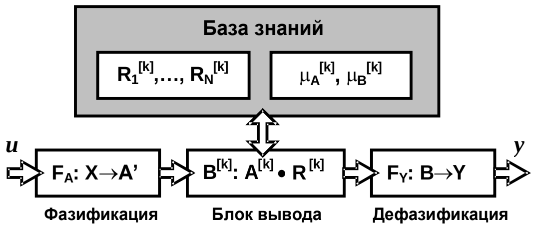


Рисунок 1 – Система нечеткого моделирования в рамках принципов обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде: *u*, *x* – вход и выход нечеткой системы

Фаззификатор *(F)* преобразует точное множество входных данных $x = (x_1,\dots,x_n)^T$ в нечеткое множество A' с помощью значений функций принадлежности (ФП) $\mu_{A'}(x)$. На выходе блока вывода формируется нечеткое множество на основе расширенного правила modus ponens в виде «условие – импликация – вывод». Дефаззификатор *(DF)* решает задачу отображения выходного нечеткого множества $B^{[k]}$ в единственное четкое значение $y \in Y$, которое является выходным сигналом модели.

Нечеткий алгоритм (Fuzzy Algorithm – FA) выбора проектных решений представляется в виде соотношения:

$$FA = \langle X, Y, \Phi, G, C, MF \rangle, \qquad (1)$$

где *X, Y* – нечеткие множества входных и выходных переменных; *Ф* – множество условий, характеризующих связь между переменными входа и выхода; *G* – нечеткое множество целей (критериев оптимальности); *C* – нечеткое множество ограничений; *MF* – функции принадлежности (ФП) указанных нечетких множеств.

Реализация нечеткого алгоритма выбора проектных решений может быть осуществлена различными путями. Наиболее простой путь состоит в использовании Беллмана – Заде [4] и метода анализа иерархий Т. Саати [23].

Нечеткая информация о параметрах альтернатив, критериальных и вероятностных оценках реализации ситуаций в ИС исследовательского проектирования представляется в виде нечетких моделей типа «ситуация – действие». Под такими моделями понимаются логические структуры, использующие оценку степени истинности описываемой ситуации из замкнутого интервала [0,1]:

<Если X есть A, то Y есть B>. (2)

Здесь X и Y – переменные, принимающие значения на множествах V и W; A, B – нечеткие подмножества множеств V и W.

Для описания ФП часто применяют *L-R* формат лингвистической переменной (ЛП). Его использование упрощает программирование нечетких алгоритмов на универсальных компьютерах. *L-R* формат предполагает, что ФП являются унимодальными. Это позволяет применять аналитическое описание. Буквы *L* и *R* (left, right) означают некоторые функции, описывающие поведение $\mu_A(x)$ слева и справа от центра, где $\mu_A(x)=1$. Упрощенный *L-R* формат придает ФП нечеткого цикла трапецевидную форму. Для описания $\mu_A(x)$ оказывается достаточно 4 параметров: *a*, *b*, *c*, *d*. При *c = 0* число параметров сокращается до трех и ФП приобретает треугольную форму.

Поскольку человек обычно оперирует 7 + 2 градациями какого-либо свойства, то и ЛП имеют, как правило, столько же термов. Значительное превышение этого количества может привести к утрате преимуществ нечеткого описания проблемы.

В практических случаях используют два варианта описания ЛП (рис. 2).

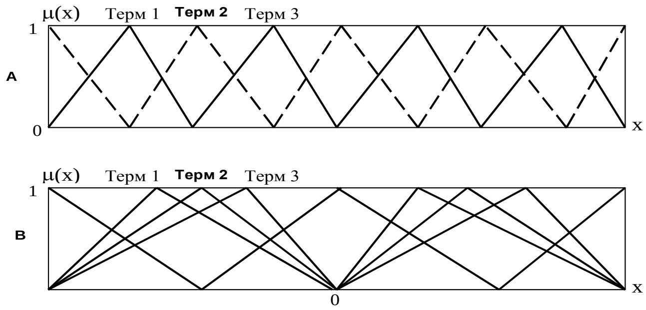


Рисунок 2 – Равномерное распределение (А) и сгущение термов (В) в районе нуля для ФП μ(x)

В первом варианте термы ЛП, имеющие трапецевидную или треугольную форму, равномерно распределены в границах универсального множества (рис. 2А). Во втором варианте термы сужаются в одной из частей области определения (обычно в районе нуля) для повышения точности логического вывода (рис. 2В).

Наглядное представление логических операций для нечетких множеств дает рис. 3, на котором по оси абсцисс отложены значения *A(x)*, а по оси абсцисс в произвольном порядке расположены элементы *E*. Если *E* по своей природе упорядочено, то этот порядок желательно сохранить в расположении элементов по оси абсцисс.

Операция дефаззификации, реализующая выход из нечеткой системы и представление результата моделирования в виде четкого значения, может быть выполнена различными методами. Наибольшее распространение получил метод центроида. В дискретном и общем случае для центроидного метода формула для вычисления четкого значения выходной переменной имеет вид:

$$z_0=\sum_{j=1}^{n}\mu_C(z_j)z_j \Big/ \sum_{j=1}^{n}\mu_C(z_j),\quad z_0=\int_z \mu_C(z_j)z_j \Big/ \int_z \mu_C(z_j). \qquad (3)$$

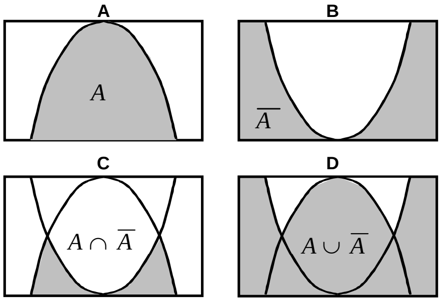


Рисунок 3 – Графическая интерпретация логических операций: А – нечеткое множество A; В – нечеткое множество $\overline{A}$; $C – A \cap \overline{A}$; $D – A \cup \overline{A}$

Стратегия дефаззификации методом максимума предусматривает подсчет всех z_j, ФП которых достигли максимального значения. В этом случае получим:

$$z_0 = \sum_{j=1}^{m} z_j \Big/ m, \quad z_0 = \int_z z dz \Big/ \int_z dz. \qquad (4)$$

В этих формулах z_j – выходная переменная, для которой ФП достигла максимума; m – число этих переменных.

Управление процессом моделирования в ИС исследовательского проектирования осуществляется на основе совокупности продукционных правил «if – then», конкретизирующих модель (1) и описывающих взаимосвязи входных и выходных переменных [6]:

$$\begin{gathered} R_l\ [k]: if\ (x_1 = A_{1l}^{[k]}, x_2 = A_{2l}^{[k]}, \ \ldots\ , x_n = A_{nl}^{[k]}); \\ then\ (y_1 = B_{1l}^{[k]}, y_2 = B_{2l}^{[k]}, \ \ldots, y_m = B_{ml}^{[k]}),\ l = 1,\ldots,N; \\ A_{il}^{[k]} \subseteq X_i \subset R,\ i=1,\ldots,n,\ A_{il}^{[k]} \in \{A_i^{\ p}\},\ p=1,\ldots,P; \\ B_{jl}^{[k]} \subseteq Y_j \subset R, j=1,\ldots,m, B_{jl}^{[k]} \in \{B_j^{\ q}\}, q=1,\ldots,Q, \end{gathered} \qquad (5)$$

где $k \in \{1,\ldots,K\}$ – номер структуры модели; n, m – количество входных и выходных ЛП x_l, y_l, $i = 1,\ldots, n$, $j = 1,\ldots, m$; N – общее число правил в составе нечеткой модели; $A_{il}^{[k]}$, $B_{jl}^{[k]}$ – нечеткие множества (конкретные лингвистические значения соответствующих входных и выходных переменных в составе l-го правила); X_i, Y_j, $(i = 1,\ldots, n, j = = 1,\ldots, m)$ – пространства входных и выходных переменных.

Композиционная модель нечеткого вывода на основе (5) описывает связь всех возможных состояний системы с управляющими воздействиями и формально записывается в виде (X, R, Y), где $X = \{x_1, \ldots, x_n\}$; $Y = \{y_1, \ldots, y_m\}$ – базовые множества, на которых заданы входы A_i и выходы B_i системы; R – нечеткое соответствие «вход – выход». Соответствие R строится на основе качественной информации путем формализации нечетких стратегий.

Правило «if A_1 – then B_1» характеризуется ФП, определяемой формулой [1], [6]:

$$R = A \times B = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} \{\mu_A(x_i) \wedge \mu_B(y_i) \,|\, (x_i, y_i)\};\ \mu_R(x, y) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y)), \qquad (6)$$

где $\mu_A(x)$, $\mu_B(y)$ – ФП элементов x, y множествам A и B.

Таким образом, нечеткая модель содержит совокупность терм-множеств ЛП входа и выхода системы с соответствующими ФП.

2 Нечеткие алгоритмы в ИС исследовательского проектирования

В задачах синтеза ИС исследовательского проектирования приходится сталкиваться с ситуациями, требующими учета неопределенности исходных данных. Эта

неопределенность может быть различной природы. Рассматриваемые в ИС задачи интерпретации динамики взаимодействия судна с внешней средой предполагают наличие нечеткой исходной информации о развитии ситуации и возможности реализации ее характеристик. Формализация задачи может быть достигнута в рамках теории нечетких множеств и теории возможностей. Изложенный ниже подход позволяет осуществить синтез сложных систем на основе метода декомпозиции.

Понятия нечеткого множества, нечеткого отношения, нечеткой и ЛП приводят к важному для моделирования процессов принятия решений с нечетким описанием понятию *нечеткого алгоритма* [14], [20]. Этот алгоритм представляет собой последовательность операторов, выполнение которых в соответствии с семантикой и исходными данными приводит к получению информации об объекте моделирования. Любой оператор, содержащий в своей формулировке по крайней мере одну нечеткую или ЛП, называют *нечетким оператором*. Понятие нечеткого алгоритма позволяет применять лингвистическое описание для моделирования сложных процессов. Одним из приложений нечеткого моделирования является использование условных операторов при поддержке принятия решений в ИС [3]. Структура этих операторов имеет вид, аналогичный используемому в выражениях (2) и (5), но с использованием альтернативного решения:

$$<\mathit{if}\ X,\ \mathit{then}\ Y,\ \mathit{else}\ Z>,\ X \rightarrow Y(Z), \tag{7}$$

где X, Y, Z – нечеткие множества, определенные на универсальных множествах U, V, W; Z – нечеткое множество, определяющее альтернативный выбор.

Результатом выполнения нечеткого алгоритма является нечеткое множество:

$$R = \bigcup_{i=1}^{n} \mu_i / R_i\ , \tag{8}$$

в котором R_i – i-й результат; μ_i – степень истинности результата.

Процедура выполнения нечеткого алгоритма представляется в виде графа (дерева решений), разметка дуг и узлов которого осуществляется с использованием нечетких операторов (рис. 4).

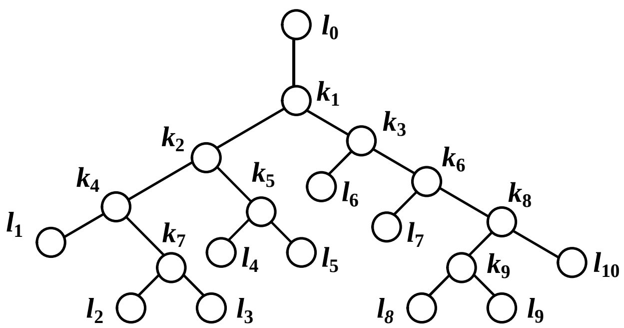


Рисунок 4 – Граф выполнения нечеткого алгоритма

Корню графа l_0 соответствует начальная точка нечеткого алгоритма, множеству листьев $L = \{l_i\}(i = 1,..., n)$ – множество результатов выполнения нечеткого алгоритма, а множеству узлов $K = \{k_j\}$ – множество условных операторов, множеству дуг $A = \{a_q)$ – множество участков нечеткого алгоритма, в которых отсутствуют условные нечеткие операторы. Разметка дуг графа выполняется в таком порядке. Дуге, выходящей из l_0, ставится в соответствие число 1, а каждым двум дугам, выходящим из узлов k_i – (k_ik_{i1}), (k_i, k_{i2}), соответствуют числа μ_{ki} и $(1 - \mu_{ki})$, где μ_{ki} – степень истинности условия, входящего в нечеткий оператор, который соответствует узлу k. Из корня дерева в

лист ведет единственный путь, так как рассматриваемый граф – выходящее дерево. Обозначая этот путь через W_i, можно установить степень истинности листа графа следующим образом:

$$\mu_i = \mu_{li} = \underset{k_i \in W_i}{\circ} \mu_{ki}, \qquad (9)$$

где μ_{li} – метка дуги $(k_i k_j) \in D_i$.

Одна из процедур выполнения операции, обозначенной символом o(min), связана с реализацией минимаксной интерпретации:

$$(\mu_{ki}^*)^{\max} = \max\{\mu_{ki}^*, 1 - \mu_{ki}^*\}; \ (\mu_{ki}^*)^{\min} = \min\{\mu_{ki}^*, 1 - \mu_{ki}^*\}, \qquad (10)$$

где звездочкой обозначен конкретный узел k_i^*.

Интерпретация операций выполнения нечеткого алгоритма приведена в работе [20]. Алгоритм, реализующий процедуры (9) при нечетком моделировании, связан с поиском результата с наибольшей степенью истинности. При выполнении каждого условного оператора необходимо, чтобы управление получала ветвь с большей степенью истинности. Полученный результат будет обладать наибольшей (по сравнению с другими данными) степенью истинности.

При реализации нечетких алгоритмов в ИС исследовательского проектирования используются нечеткие уравнения и нечеткие функции, а в отдельных случаях – нечеткие интегралы, нечеткие графы и гиперграфы [14], [20]. В этих работах показано, что пары операций «сложение-вычитание» и «умножение-деление» не позволяют отыскать противоположные и обратные нечеткие числа, так как

$$(\forall A, A' \in R')A + A' \neq 0; \ (\forall A, A'' \in R')AA'' \neq 1. \ (A - B) + A \neq A, (A/B)B \neq A. \qquad (11)$$

Однако введение дополнительных операций вычитания и деления нечетких чисел позволяет обеспечить решение нечетких уравнений.

Интерпретацию нечетких функций рассмотрим на примере функции $f : R^1 \to R^1$. Ее аргументом или значением может быть нечеткое число. В первом случае функция f обобщается до функции $X : \tilde{R}^1 \to R^1$, во втором – до функции $\varphi : R^1 \to \tilde{R}^1$.

Графическая интерпретация нечеткой функции представлена на рис. 5.

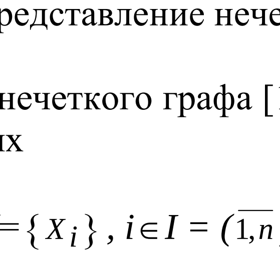


Рисунок 5 – Представление нечеткой функции

Понятие ориентированного нечеткого графа [14] $G = (X, F)$ связано с обозначением пары множеств, включающих

1) множество вершин:

$$X = \{x_i\}, \ i \in I = (\overline{1,n}); \qquad (12)$$

2) нечеткое множество ориентированных ребер или дуг:

$$F = \left\{ \frac{M_F(x_i, x_j)}{(x_i, x_j)} \right.; \ X_i, X_j \in X^2. \qquad (13)$$

Причем вершина X_i является началом, а X_J – концом дуги (X_i, X_j); $M_F(X_i, X_j)$ – значение ФП для дуги (X_i, X_j).

Нечеткий гиперграф [14] $H = (X, U, P)$ задается

1) множеством вершин:

$$X = \{x_i\},\ i \in I = (1,n);\qquad (14)$$

2) множеством ребер:

$$U = \{u_j\},\ j \in J = (1, m)\qquad (15)$$

и двуместным нечетким предикатом (нечеткий инцидентор), который определяется для всех пар (x, u), $x \in X$, $u \in U$ и принимает значения из интервала [0,1].

Формулировка и анализ задач принятия решений при реализации нечеткого алгоритма основаны на использовании понятия *нечетких отношений.* Нечетким отношением R на множестве X называют нечеткое подмножество декартова произведения $X \times X$, характеризующиеся ФП:

$$\mu_R : X \times X \to [0, 1].\qquad (16)$$

Носителем нечеткого отношения R на множестве X называют подмножество декартова произведения $X \times X$ вида:

$$Supp\ R = \{(x_i, x_j) \mid (x_i, x_j) \in X \times X,\ \mu_R(x_i, x_j) > 0\}.\qquad (17)$$

В том случае, когда нечеткое отношение используется для описания предпочтения конструктора, рассматривают нечеткое отношение предпочтения

$$R = \bigcup_{(x_i, x_j \in X \times X)} \mu_R(x_i, x_j) \mid (x_i, x_j),\qquad (18)$$

где ФП $\mu_R(x_i, x_j)$ содержательно интерпретируется как степень уверенности в том, что x_i не менее предпочтительно, чем x_j .

В теории принятия решений используют также нечеткое отношение строгого предпочтения:

$$R_S = R \setminus R^{-1},\ \mu_{RS}(x_i, x_j) = max\{0, \mu_R(x_i, x_j) - \mu_R(x_j, x_i)\}.\qquad (19)$$

Здесь $\mu_{RS}(x_i, x_j)$ интерпретируется как степень, с которой x_i определено лучше (предпочтительнее) x_j.

На основе формул (8) – (18) разработаны вычислительные алгоритмы и программное обеспечения решения задач анализа и интерпретации ситуаций на базе парадигмы обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде в задачах исследовательского проектирования.

3 Когнитивная карта как нечеткая модель динамики исследуемой ситуации

Когнитивные карты представляют собой одно из эффективных направлений обработки информации при нечетком моделировании [15], позволяющем формально представить данные об исследуемом процессе в виде экстраполирующей ИНС с ассоциативной памятью. Когнитивная карта является удобным средством для организации знаний в рассматриваемой предметной области. Она представляет собой ориентированный граф $G = (E, W)$, где E – множество вершин (концептов), а W – множество связей между ними [10]:

$$W: E \times E \to [-1,1];\ e_i, e_j \in E;\ w(e_i, e_j) \in W.\qquad (20)$$

Матрицу A с компонентами $a_{ij} = w(e_i, e_j)$ называют матрицей соответствия, а параметр $P_{ij}(i = l_1, \ldots, l_{s-1}, l_s = j)$ характеризует путь в когнитивной карте $G = (E, W)$, соединяющий концепты i и j. Каждый путь $P_{i,j}$ характеризуется весом $w(e_i, e_j) = T_{l \in P_{i,j}} w(e_i, e_j)$. Знак T означает применение T-нормы [1], которая в данном случае является умножением. Путь $P_{i,j}$ считается положительным, если вес его положителен и отрицательным –

если вес отрицателен. Задача нечеткого моделирования состоит в нахождении пути с максимальным (по модулю) весом в ориентированном графе с вершинами, где $n \geq 3$. Для ее решения может быть использован алгоритм, реализующий логические правила *«if – then»*.

Когнитивное моделирование предполагает исследование сложных систем и решения задач идентификации в виде когнитивной модели. Одна из форм такой модели – параметрический векторный функциональный граф [25]:

$$\Phi = \langle\langle V,E\rangle, X,F,\theta \rangle, \quad (21)$$

в котором $G=\langle V,E\rangle$ – ориентированный граф (когнитивная карта); V – множество вершин (концептов) $v_i \in V$, $i = 1,..., k$, являющихся элементами изучаемой системы; E – множество дуг $e_{ij} \in E$, $(i, j = 1,..., n)$, отражающих взаимосвязь между вершинами V_i и V_j (влияние на может быть положительным, отрицательным или отсутствовать); X – *множество параметров вершин* $X: V \rightarrow \theta$; $X=\{X^{(vi)} \in X,\ i=1,...,l\}$, $X^{(vi)} = \{x^{(i)}_g\}\}$, $g=1,...,l, -x(i)g$; g – параметр вершины V_i, если $g = 1$, то $x^{(i)}g = x_i$; θ – пространство параметров вершин, т.е. каждой вершине ставится в соответствие вектор независимых переменных; $F = F(X, E)$ – функционал преобразования дуг $F: E \times X \times \theta \rightarrow R$. Зависимость F_{ij} может быть не только функциональной, но и стохастической в виде уравнений регрессий.

Когнитивное моделирование широко используется в ИС исследовательского проектирования при сжатии информации, представлении когнитивных образов, а также в системах управления и принятия решений и при построении интеллектуального интерфейса «Конструктор – ИС» [16-19].

4 Многокритериальный анализ при нечетком моделировании

При решении задач многокритериального анализа при нечетком моделировании возникает множество проблем. В качестве одного из эффективных методов решения сложных задач выбора решений при нечетком моделировании используются процедуры формализации задачи многокритериальной оптимизации на основе подхода Беллмана – Заде [4] и метода анализа иерархий Т. Саати [23].

Многокритериальную оптимизацию в нечетких условиях можно представить в виде системы [2]:

$$\langle X, C_1, ..., C_n, L \rangle, \quad (22)$$

где X – универсальное множество альтернатив; L – решетка; а критерием $C_i\left(i = \overline{1,n}\right)$ называется L – нечеткое множество

$$\mu_{Ci} \in F_i(x), F_i(x) = \{\mu_{Ci} : X \rightarrow L\}. \quad (23)$$

Если все критерии рассматривать как равнозначные и сравнимые, то в соответствии с принципом слияния имеем набор:

$$\langle X, D, L\rangle, \quad (24)$$

где $D = C_1 \cap ... \cap C_n$, $\mu_D = \mu_{C1} * \mu_{C2} * ... * \mu_{Cn}$ – один из вариантов операций пересечения нечеткого множества в $F_L(x)$.

Для критериев неодинаковой значимости задача формализуется следующим образом. Пусть имеется множество нечетких критериев $C = \{C_1,..., C_n\}$ и множество весов критериев $\Pi = \{P_1,..., P_n\}$. Тогда нечеткое подмножество Q нечеткого множества M: $Q \in M$ определяет взвешивание критериев.

Процедура взвешивания критериев рассматривается как отображение:

$$\nu : P(N_n) \to L, \tag{25}$$

где $P(N_n)$ – множество всех подмножеств индексов критериев N_n, $n = 1.n$. Функция $D: X \to L$, отображающая решения, определяется с помощью нечеткого интеграла:

$$D = \oint_{N_n} \nu \circ g(\bullet) \sup_{M \in P(N_n)} \inf_{i \in M} (\nu_x \wedge g(M)). \tag{26}$$

В многокритериальном случае целевая функция есть векторная функция

$$\varphi(x) = (\varphi_1(x), \ldots, \varphi_m(x)), \quad \varphi : X \subset R^n \to R^m \tag{27}$$

и строгий порядок на R^m невозможен. Любые две альтернативы x и y сравнимы между собой тогда и только тогда, когда либо $\varphi_i(x) \geq \varphi_i(y)$ либо $\varphi_i(x) \leq \varphi_i(y)$ $\forall i$.

Таким образом, понятие оптимальности заменяется в векторной оптимизации понятием недоминируемости. В однокритериальной задаче решение есть точка оптимума. В многокритериальной оно дает множество эффективных (оптимальных по Парето) альтернатив:

$$P^\circ = \{(x^0 \in X) \forall y \in X, \varphi_i(y) \geq \varphi_i(x^0) \Rightarrow \varphi_i(y) = \varphi_i(x^0), i = \overline{1,n}\}. \tag{28}$$

Сужение множества P° достигается к свертыванию частных критериев.

Особенности рассмотренных методов многокритериального анализа связаны с реализацией теории нечетких множеств для описания исходной информации, являющейся неполной и нечеткой в ряде практических задач исследовательского проектирования.

5 Практические приложения методов нечеткого моделирования

При функционировании ИС исследовательского проектирования результаты нечеткого моделирования находят применение при организации интеллектуального интерфейса «Конструктор – ИС». Система интеллектуальной поддержки при анализе и прогнозе экстремальных ситуаций обеспечивает конструктора всей доступной информацией для принятия правильного решения. Быстрая и надежная оценка ситуации достигается за счет «сжатого» представления особенностей взаимодействия ДО с внешней средой [3], [16].

Идеи *когнитивной парадигмы* при нечетком моделировании достаточно широко используются в системах управления и принятия решений [6], [17]. Применение этого аппарата в системах управления открывает большие возможности реализации программного комплекса в режиме реального времени. Формирование управления на основе когнитивного подхода определяет концепцию представления знаний в трудноформализуемых средах [17]. Одним из путей реализации когнитивного подхода является использование двумерных самоорганизующихся карт Кохонена [3], [17], [18]. Визуализация многомерной информации является одним из основных преимуществ нечеткого моделирования, позволяющего получить *когнитивный образ* в виде, представленном на рис. 6.

Блок распознавания *когнитивного образа* и формирования базы знаний выполняет функции «расшифровки» поступающих образов и их аккумулирования в базе данных. Накопленная информация используется для повышения эффективности управления судном. В базе знаний когнитивной системы фиксируются закономерные связи

между сформированными образами и входными воздействиями. Использование когнитивного подхода к представлению информации позволяет повысить качество управления. Это достигается за счет феномена *когнитивного образа*, обладающего более высокой (по сравнению с цифровой информацией) динамичностью и информативностью. Когнитивная карта, являясь моделью динамики ситуации, служит также для прогноза развития сложных (нештатных и экстремальных) ситуаций, а также как источник данных об интенсивности внешних возмущений. В результате открываются возможности построения и интерпретации более полной картины развития ситуации.

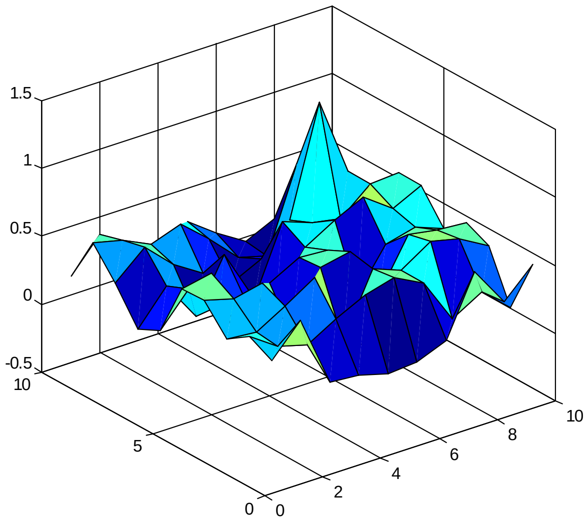


Рисунок 6 – Когнитивный образ в виде топографической карты

Построение нечеткой системы знаний ведется с использованием «Стандартной аддитивной модели» (Standart Additive Model) [29]. Анализ функционирования нечеткой системы знаний позволяет разработать алгоритм контроля текущей ситуации, реализуемый адаптивной компонентой базы знаний [6].

Во многих задачах нечеткого моделирования находит применение нечеткая аппроксимация. Операция нечеткой аппроксимации функций широко используется при построении систем принятия решений по управлению сложными динамическими объектами. Наиболее распространенной является нечеткая система (Additive fuzzy Systems – AFS) [28]. При отсутствии весовых коэффициентов и описании функций принадлежности в виде *синглетонов*, уравнение AFS имеет вид:

$$F(x_1,\dots,x_n)=\frac{\sum_{j=1}^{m}\alpha_j(x_1,\dots,x_n)c_j}{\sum_{j=1}^{m}\alpha_j(x_1,\dots,x_n)}, \qquad (29)$$

где $F(x_1,\dots,x_n)$ – вывод нечеткой системы с $x_1,\dots,x_n$ входными переменными; m – количество правил вывода; $\alpha_j(x_1,\dots,x_n)$ – оператор конъюнкции в j-м правиле вывода; c_j – значение выходной координаты, соответствующее j-му правилу вывода.

Задача идентификации нечетких ситуаций в ИС исследовательского проектирования связана с выявлением тенденций функционирования судна как сложного динамического объекта по результатам изменений и описанием этих тенденций в терминах принятой нечеткой модели. Условие идентифицируемости нечеткой системы и метод регуляризации решения задачи идентификации с позиции общей теории систем позволяют представить поведение судна в виде декартова произведения пространств входа и выхода $S \subset U \times V$, где $U = \{U_i\}$ – множество входных значений рас-

сматриваемой характеристики, а $V = \{V_i\}$ – множество ее выходных значений. В условиях неопределенности система S достаточно полно описывается нечетким уравнением в отношениях

$$B = A \circ R, \qquad (30)$$

где $A = \{\alpha, \mu(\alpha)\}$, $B = \{\beta, \mu(\beta)\}$ – нечеткие множества входа и выхода; $A \subset U, B \subset U, \alpha, \beta$ – элементы нечетких множеств (лингвистические переменные).

В качестве показателя эффективности используется статистический критерий в виде средних потерь с квадратичной функцией невязки:

$$J(R) = \sum_{i=1}^{n} [\mu_i(\beta) - \mu_i(\beta')]^2, \qquad (31)$$

где $\mu(\beta')$ – оценка ФП выходного НМ B'; i – номер текущего измерения; n – общее количество измерений на интервале оценивания.

В практических приложениях методов нечеткого моделирования важное значение имеет формализация нечеткого критериального базиса. Решение задачи достигается за счет введения обобщенных критериев, агрегируемых из критериев более низкого уровня иерархии. Для этого используется процедура скаляризации векторного критерия, реализованная в системе поддержки принятия решений [5]. В этой процедуре группы исходных критериев сворачиваются в обобщенные на основе построения функции предпочтения групп, для которой дается следующее формальное определение.

Обозначим $A = [a_1, \ldots, a_q\}$ – полное множество альтернатив, определяемое как декартово произведение множества градаций компонент векторного критерия [11]:

$$A = \{x_{1.1}, \ldots, x_{1.m1}\} \times \{x_{2.1}, \ldots, x_{2.m2}\} \times \ldots \times \{x_{n.1}, \ldots, x_{n.mn}\}, \qquad (32)$$

Пусть $Q = \Pi_{i=1,\ldots,n}\, m_j$ – размер полного множества альтернатив. Тогда функция предпочтения является отображением векторного критерия на числовую ось, такое, что для любой альтернативы $a_i \in A$, которая предпочтительней альтернативы $a_g \in A$, выполняется следующее неравенство:

$$ФП(a_i) > ФП(a_g), \qquad (33)$$

причем разность $\Delta = ФП(a_i) - ФП(a_g)$ может быть любым положительным числом. Если альтернатива a_i эквивалентна альтернативе a_g, то $\Delta = 0$. Таким образом, ФП задает нестрогое упорядочивание полного множества альтернатив.

Примерами обобщенных критериев могут служить взвешенная сумма нечетных критериев, произведение и минимум отношения:

$$C = \sum_{i=1}^{n} w_i c_i, C = \prod_{i=1}^{n} c_i w_i; C = \min(C_i / w_i), \qquad (34)$$

где C_i – нормализованные критерии (нечеткие цели по Беллману и Заде), а w_i – их веса, $i = \overline{1,n}$.

Проблема анализа и распознавания ситуаций в ИС исследовательского проектирования связана с выделением стратегий, обеспечивающих достижение результата в нечетких условиях. Особенно сложной оказывается проблема сжатия множества альтернатив при функционировании интегрированных ИС (Neuro-Fuzzy систем). В таких приложениях аппарат ИНС является универсальным функциональным аппроксиматором [15]. С помощью ИНС можно выразить непрерывную функциональную зависимость на основе ИНС без предварительной аналитической работы по выявлению правил зависимости выхода от входа системы. Если настроить ФП с помощью нейронной сети, то окончательная форма этой функции будет аппроксимацией обучающей выборки.

Применение Neuro-Fuzzy системы рассмотрено с помощью когнитивной карты причинно-следственных связей между концептами для конструкторского предприятия. Моделирование проводилось методом итераций, что позволило наблюдать результирующий вектор при изменении воздействия, что позволило осуществлять итерационный процесс прогнозирования ситуации при замещении карты знаний векторами входных воздействий.

Таким образом, применение когнитивных карт (Image Mining) на основе экстраполирующей ИНС при интерпретации нечетких данных в моделях исследовательского проектирования позволяет осуществлять прогноз изменения исследуемых характеристик и изучать переходный процесс при анализе причинно-следственных связей между концептами.

Заключение

Концепция использования методов нечеткого моделирования в бортовых ИС предполагает широкое использование компьютерных средств интеллектуальной поддержки оператора, непрерывное изменение и совершенствование которых происходит в процессе эксплуатации. Среди этих средств особая роль принадлежит когнитивным системам, широко использующим современные модели визуализации сложных динамических ситуаций. Важное приложение системы нечеткого моделирования имеют при реализации принципов обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде. Многие ситуации, характеризующие поведение судна в сложной динамической среде, обладают способностями к самоорганизации. Поэтому дальнейшее развитие систем нечеткого моделирования представляется перспективным в задачах интеллектуальной поддержки оператора при принятии решений по контролю динамики сложного объекта через распознавание, анализ, прогнозирование и управление процессами самоорганизации.

Работа выполнена при поддержке ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009 – 2013 годы (ГК № П295 от 30.04.2010, ГК № П976 от 27 мая 2010, ГК № 02.740.11.0837 от 11.06.2010). Результаты работ использованы в рамках проекта реализации Правительства РФ № 218 «О мерах государственной поддержки развития кооперации российских высших учебных заведений и организаций, реализующих комплексные проекты по созданию высокотехнологичного производства».

Литература

1. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / [Аверкин А.Н., Батыршин И.З., Блишун А.Ф. и др.] ; под ред. Д.А. Поспелова. – М. : Наука,1986.
2. Аверкин А.Н. Методы моделирования слабоструктурированной ситуации в гибридных системах поддержки принятия решений / А.Н. Аверкин, Т.В. Аграфонова, Н.В. Титова // Сборник докладов X Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям SCM-2007. – Санкт-Петербург, 2007. – С. 99-102.
3. Интеллектуальные системы в морских исследованиях и технологиях / [Александров В.Л., Матлах А.Т., Нечаев Ю.И. и др.] – Санкт-Петербург : ГМТУ, 2001.
4. Беллман Р. Принятие решений в расплывчатых условиях / Р. Беллман, Л. Заде. – М. : Мир, 1976.
5. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети / Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. – М. : Горячая линия-Телеком, 2007.
6. Бортовые интеллектуальные системы. Ч. 2. Корабельные системы. – М. : Радиотехника, 2006.
7. Вовк С.П. Разработка технологии нечеткого моделирования ситуаций принятия решений в частично формализуемых средах / С.П. Вовк // Программные продукты и системы. – 2004. – № 3. – С. 16-22.

8. Зенкин А.А. Когнитивная компьютерная графика / Зенкин А.А. – М.: Наука, 1991.
9. Катулаев А.Н. Математическое методы в системах поддержки принятия решений / Катулаев А.Н.– М. : Высшая школа. 2005.
10. Кинни Р. Принятие решений при многих критериях: предпочтения и замещения / Р. Кинни, Х. Райфа. – М. : Радио и связь, 1981.
11. Корецкий А.С. Агрегирование нечетких критериев в задаче отбора кандидатов на должность / А.С. Корецкий // Сборник докладов на всероссийской научной конференции «Управление и информационные технологии УИТ-2003». – Санкт-Петербург, 2003. – Т. 1. – С. 334-336.
12. Майника Э. Алгоритмы оптимизации на сетях и графах / Майника Э. – М. : Мир, 1981.
13. Макеев С.П. Структура транзитивных нечетких отношений / С.П. Макеев // Известия АН ССР. Техническая кибернетика. – 1989. – № 2.
14. Мелихов А.Н. Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой / Мелихов А.Н., Бернштейн Л.С., Коровин С.Я. – М. : Наука, 1990.
15. Моисеев В.Б. Применение экстраполирующей нейронной сети на основе когнитивной карты / В.Б. Моисеев // Сборник докладов международной конференции по мягким вычислениям и измерениям SCM-2002. – Санкт-Петербург, 2002. – Т. 1. – С. 36-39.
16. Нечаев Ю.И. Искусственный интеллект: концепции и приложения / Нечаев Ю.И. – Санкт-Петербург : ГМТУ, 2002.
17. Нечаев Ю.И. Мягкие измерения в системах поддержки принятия решений / Ю.И. Нечаев, Ю.Л. Сиек // Сборник докладов Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям SCM-2001. – Санкт-Петербург, 2001. – Т. 1. – С. 17-20.
18. Нечаев Ю.И. Математическое моделирование в бортовых интеллектуальных системах реального времени / Ю.И. Нечаев // Труды 5-й всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика – 2003». Лекции по нейроинформатике. Часть 2 – С. 119-179.
19. Нечаев Ю.И. Нейроконтроль динамики судна при движении в ледовых условиях // Современные проблемы нейроинформатики. Часть 3. Книга 23 / Труды ученых Санкт-Петербурга ; под ред. Ю.И. Нечаева. – М. : Радиотехника, 2007. – С. 16-24.
20. Обработка нечеткой информации в системах принятия решений. – М. : Радио и связь, 1989.
21. Рыжов А.П. Элементы нечетких множеств и измерения нечеткости / Рыжов А.П. – М. : Диалог – МГУ, 1998.
22. Саати Т. Аналитическое планирование. Организация систем / Т. Саати, К. Кернс. – М. : Радио и связь, 1991.
23. Саати Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий / Саати Т. – М. : Радио и связь, 1993.
24. Силич В.А. Метод объектного моделирования для проектирования сложных систем / В.А. Силич, М.П. Силич // Автоматизация и современные технологии. – 2003. – № 4. – С. 14-21.
25. Солохин С.С. О когнитивном моделировании устойчивого развития социально-экономических систем / С.С. Солохин // Искусственный интеллект. – 2009. – № 4. – С. 150-160.
26. Asai K. Applied fuzzy system / Asai K., Sugeno M., Terano T. – New York : Academic Press, 1994.
27. Dubois D. Fuzzy sets and systems. Theory and application / D. Dubois, H. Prade. – New York : Academic Press., 1980.
28. Jang J.S.R. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems / J.S.R. Jang // IEEE Trans. On systems, man and cybernetics. – 1993. – Vol. 23. – P. 665-685.
29. Kosko B. Fuzzy cognitive maps / B. Kosko // International Journal of Man-Machine Studies. – 1986. – Vol. 24. – P. 65-75.
30. Zadeh L. Fuzzy logic, neural networks and soft computing / L. Zadeh // Commutation on the ASM-1994. – Vol. 37. – № 3. – P. 77-84.

Literatura

1. Averkin A.N. Nechetkie mnozhestva v modeljah upravlenija i iskusstvennogo intellekta / M.: Nauka.1986. 312 s.
2. Averkin A.N. Sbornik dokladov X Mezhdunarodnoj konferencii po mjagkim vychislenijam i izmerenijam SCM-2007. Sankt-Peterburg. 2007. S. 99 -102.
3. Aleksandrov V.L. Intellektual’nye sistemy v morskih issledovanijah i tehnologijah. Sankt-Peterburg. GMTU. 2001.
4. Bellman R. Prinjatie reshenij v rasplyvchatyh uslovijah. M.: Mir. 1976. 46 s.
6. Bortovye intellektual’nye sistemy. Ch. 2. Korabel’nye sistemy. M.: Radiotehnika. 2006.
7. Vovk S.P. Programmnye produkty i sistemy. № 3. 2004. S. 16-22.
8. Zenkin A.A. Kognitivnaja komp’juternaja grafika. M.: Nauka. 1991. 192s.

9. Katulaev A.N. Matematicheskoe metody v sistemah podderzhki prinjatija reshenij. M.: Vysshaja shkola. 2005. 311 s.
10. Kinni R. Prinjatie reshenij pri mnogih kriterijah: predpochtenija i zameshhenija. M.: Radio i svjaz'. 1981. 560 s.
11. Koreckij A.S. Sbornik dokladov na vserossijskoj nauchnoj konferencii "Upravlenie i informacionnye tehnologii UIT-2003". Sankt-Peterburg. 2003. T. 1. S.334-336.
12. Majnika Je. Algoritmy optimizacii na setjah i grafah. M.: Mir. 1981. 323 s.
13. Makeev S.P. Izvestija AN SSR, Tehnicheskaja kibernetika. 1989. № 2.
14. Melihov A.N. Situacionnye sovetujushhie sistemy s nechetkoj logikoj. M.: Nauka. 1990. 272 s.
15. Moiseev V.B. Sbornik dokladov mezhdunarodnoj konferencii po mjagkim vychislenijam i izmerenijam SCM-2002. Sankt-Peterburg. 2002. T. 1. S. 36-39.
16. Nechaev Ju.I. Iskusstvennyj intellekt: koncepcii i prilozhenija. Sankt-Peterburg. GMTU. 2002. 215 s.
17. Nechaev Ju.I. Sbornik dokladov Mezhdunarodnoj konferencii po mjagkim vychislenijam i izmerenijam SCM-2001. Sankt-Peterburg. 2001. T. 1. S.17-20.
18. Nechaev Ju.I. Trudy 5-j vserossijskoj nauchno-tehnicheskoj konferencii "Nejroinformatika – 2003". Lekcii po nejroinformatike. Chast' 2. S. 119-179.
19. Nechaev Ju.I. Nejrokontrol' dinamiki sudna pri dvizhenii v ledovyh uslovijah. Sovremennye problemy nejroinformatiki. Chast' 3. Kniga 23. Trudy uchenyh Sankt-Peterburga. M.: Radiotehnika. 2007. S. 16-24.
20. Borisov A.N. Obrabotka nechetkoj informacii v sistemah prinjatija reshenij. M.: Radio i svjaz'. 1989. 304 s.
21. Ryzhov A.P. Jelementy nechetkih mnozhestv i izmerenija nechetkosti. M.: Dialog – MGU. 1998.
22. Saati T. Analiticheskoe planirovanie. Organizacija sistem. M.: Radio i svjaz'. 1991. 224 s.
23. Saati T. Prinjatie reshenij. Metod analiza ierarhij. M.: Radio i svjaz'. 1993. 278 s.
24. Silich V.A. Avtomatizacija i sovremennye tehnologii. № 4. 2003. S. 14-21.
25. Solohin S.S. Iskusstvennyj intellekt. №4. 2009. S. 150-160.
26. Asai K. Applied fuzzy system. Academic Press. New York. 1994.
27. Dubois D. Fuzzy sets and systems. Theory and application. Academic Press. New York.1980.
28. Jang J.S.R. IEEE Trans. On systems, man and cybernetics. Vol. 23. 1993, P.665-685.
29. Kosko B. International Journal of Man-Machine Studies. 1986. Vol. 24. P. 65-75.
30. Zadeh L. Sommutation on the ASM-1994. Vol. 37. № 3. P. 77-84.

Статья поступила в редакцию 05.06.2012.